Sentiment analysis for patient feedback after treatment in hospital

Weerada Trongtranonth

Ratchaphruek Hospital, Khon Kaen

Abstract

Developing and improving hospital services, with a focus on meeting the needs of patients, is crucial. Therefore, feedback or comments related to the hospital, both positive and negative, are particularly beneficial for development and improvement. To facilitate the reading of messages by hospital staff and to quickly address negative feedback, we analyzed the sentiment of feedback or comments. The research methodology involved analyzing data using the pyThaiNLP library in Python and evaluating the results in terms of accuracy, precision, recall, and F1-score. The research results indicate that the SVM (Support Vector Machine) model outperformed Naïve Bayes in the test dataset, achieving 86% accuracy compared to 80% accuracy. Both models achieved the same accuracy, which is 76%, in the test dataset.

Keywords: Sentiment analysis, Health, Natural Language Processing (NLP), Data mining , Healthcare

Received: 10 June 2023, Revised: 25 July 2023, Accepted: 1 September 2023

Correspondence: Weerada Trongtranonth, Ratchaphruek Hospital, 456 Moo 14 Mittraphap Road, Mueang Khon Kaen District, Khon Kaen 40000, E-mail: weeda.tr@gmail.com

การจำแนกความรู้สึกของข้อเสนอแนะจากผู้รับบริการในโรงพยาบาล

วีรดา ตรงตรานนท์

โรงพยาบาลราชพฤกษ์ ขอนแก่น

บทคัดย่อ

การพัฒนาและปรับปรุงการให้บริการของโรงพยาบาล มุ่งเน้นการพัฒนาให้ตรงตามความต้องการของผู้รับบริการเป็นสำคัญ ดังนั้น ข้อเสนอแนะหรือความคิดเห็นที่เกี่ยวข้องกับดรงพยาบาลทั้งในแง่ดีและแง่เสีย จึงเป็นประโยชน์อย่างยิ่งต่อการพัฒนาและปรับปรุง จึงทำการวิเคราะห์ความรู้สึกของข้อความเสนอแนะหรือความคิดเห็น เพื่อช่วยลดระยะเวลาการอ่านข้อความของเจ้าหน้าที่โรงพยาบาล และสามารถแก้ไขปัญหาตามที่ผู้รับบริการตอบกลับมาในแง่ลบได้อย่างรวดเร็ว วิธีดำเนินงานวิจัย : วิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้ไลบราลี่ pyThaiNLP ในภาษา Python และประเมินผลเป็นค่าความแม่นยำ (Accuracy), Precision, Recall, F1-score ผลการวิจัย : การจำแนกข้อมูลด้วย SVM ให้ค่าความแม่นยำที่สูงกว่า **Naïve Bayes** ในชุดข้อมูลทดสอบ คือ 86% และ 80% ตามลำกับ ส่วนในชุดข้อมูลทดสอบ ให้ค่าความแม่นยำเท่ากันคือ 76% ในทั้งสองโมเดล

คำสำคัญ: Sentiment analysis, Health, Natural Language Processing (NLP), Data mining , Healthcare

วันที่รับต้นฉบับ: 10 มิถุนายน 2566, วันที่แก้ไข: 25 กรกฎาคม 2566, วันที่ตอบรับ: 1 กันยายน 2566

INTRODUCTION

เนื่องจากในปัจจุบันภาคเอกชนจำเป็นต้องพัฒนาการบริการให้ตอบสนองต่อความพึงพอใจของผู้ใช้บริการ เพราะฉะนั้น การนำข้อเสนอแนะหรือคำวิจารณ์มาปรับใช้ เป็นสิ่งที่ทำให้สามารถปรับปรุงหรือพัฒนาการบริการได้ตรงตามความต้องการมากที่สุด และการนำ nlp มาใช้ในการวิเคราะห์แนวโน้มของข้อความว่าเป็นไปในเชิงบวก เชิงลบ หรือเป็นกลาง ทำให้ลดระยะเวลาการทำงานของเจ้าหน้าที่ในการอ่านข้อความ

ในงานวิจัยชิ้นนี้ ผู้วิจัยได้นำข้อเสนอแนะที่ได้รับจากผู้รับบริการมาวิเคราะห์เคราะห์แบบ sentiment analysis ซึ่งประกอบด้วย 2 ส่วนหลัก ได้แก่ การทำ Feature selection และการทำ sentiment classification

LITERATURE REVIEW

เนื่องจากในปัจจุบัน ข้อมูลทางด้านสุขภาพรวมถึงข้อเสนอแนะต่างๆมีแพร่หลายและสามารถเข้าถึงได้เพื่อวัตถุประสงค์ต่างๆ[1,2] ซึ่งเทคโนโลยีที่ถูกพัฒนาขึ้นมาเพ่อใช้ในการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing : NLP) ซึ่งทำให้คอมพิวเตอร์เข้าใจภาษามนุษย์ รวมไปถึงการประมวลผลการวิเคราะห์ทางด้านภาษาศาสตร์และการตีความจากข้อความเช่นการวิเคราะห์ความรู้สึก เป็นต้น ทั้งการพัฒนาและปรับปรุงการให้บริการ ซึ่งการเก็บข้อมูลจากหลากหลายแพลตฟอร์มรวมถึงโซเชียลมีเดียก็สามารถนำข้อมูลด้านสุขภาพมาประมวลผลได้[3] ขั้นตอนที่สำคัญการทำคลังข้อมูล พบว่าการเทรนด้วย TDF-IF ให้ได้คลังคำศัพท์ที่แม่นยำ และการจำแนกประเภทโมเดลด้วย SVM และ Naïve Bayes ได้ค่าความแม่นยำที่ดี และความซับซ้อนของโมเดลน้อย[4,5,6]

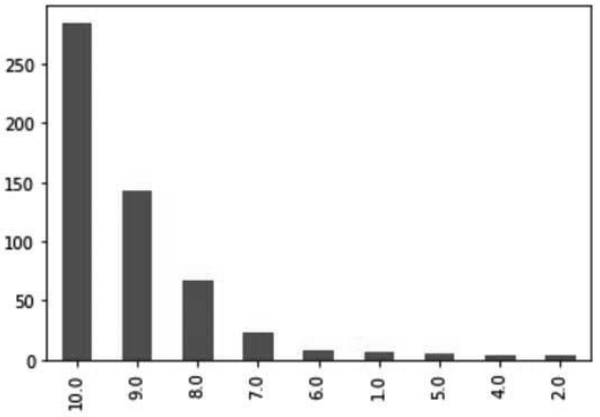
METHODOLOGY

ชุดข้อมูลที่นำมาใช้ เป็นชุดข้อมูลจากข้อเสนอแนะและความคิดเห็นของผู้รับบริการผู้ป่วยในของโรงพยาบาล ตั้งแต่วันที่ 1 กรกฎาคม 2565 จนถึงวันที่ 30 กันยายน 2565 ทั้งหมด 546 ข้อมูล และมีการให้คะแนนความพึงพอใจสำหรับการใช้บริการเป็นคะแนน 1-10 (10 = มีความพึงพอใจมากที่สุด และ 1=มีความพึงพอใจน้อยที่สุด)

ผู้วิจัยต้องนำคะแนนความพึงพอใจที่ได้รับจากผู้รับบริการมาเปลี่ยนให้อยู่ในรูปแบบของระดับความรู้สึกทั้งหมด 3 ระดับ ได้แก่ ความรู้เชิงบวก (Positive : ความพึงพอใจ 9 คะแนนขึ้นไป) ความรู้สึกเป็นกลาง (Neutral : คะแนนความพึงพอใจ 6-8 คะแนน) และความรู้สึกเชิงลบ (Negative : ความพึงพอใจน้อยกว่า 6 คะแนน) โดยแยกข้อมูลได้ตามรูปภาพที่ 1

ผู้นิพนธ์ประสานงาน: วีรดา ตรงตรานนท์ โรงพยาบาลราชพฤกษ์, 456 หมู่ 14 ถนนมิตรภาพ ตำบลในเมือง อำเภอเมือง จังหวัดขอนแก่น 40000, E-mail: onmed@hotmail.com

รูปภาพที่ 1 : กราฟแจกแจงคะแนนความพึงพอใจของผู้รับบริการ

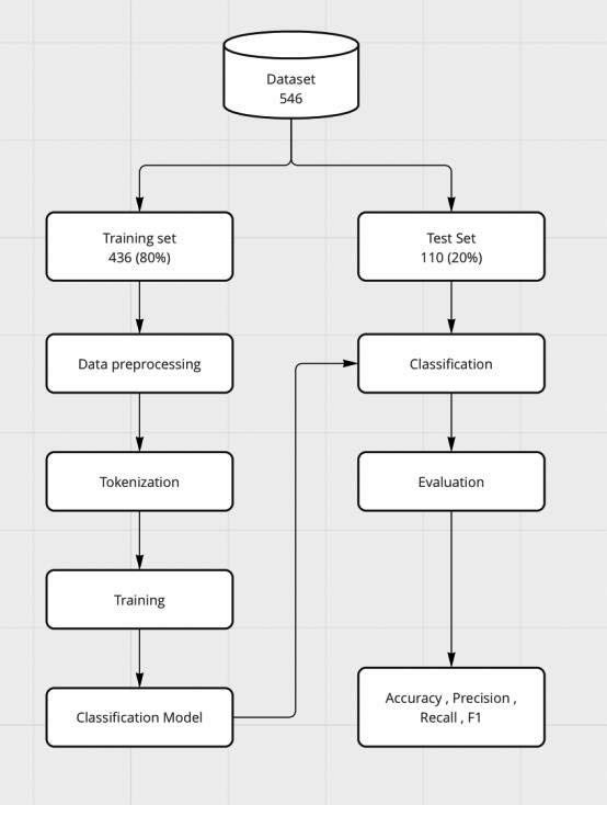



```
good       427
neutral     98
bad         21
Name: sentiment, dtype: int64
```

A. Data Preprocessing

ข้อมูลที่นำเข้ามาใช้ เริ่มจากการทำ Data cleaning โดยการลบสัญลักษณ์พิเศษ ลบเครื่องหมายคำพูด (Punctuation) และลบตัวแบ่งคำ (เช่น \n)

รูปภาพที่ 2 : ผังแสดงขั้นตอนแรกการออกแบบงานวิจัย



ตารางที่ 1 : ตัวอย่างการทำ data preprocessing

ข้อมูลก่อนการทำความสะอาด	ข้อมูลหลังทำการทำความสะอาด
ลดราคาให้หน่อยจ้า??	ลดราคาให้หน่อยจ้า
พยาบาลบริการดีมาก รวดเร็ว ยิ้มแย้ม \nได้รับความสะดวกสบายมากๆค่ะ	พยาบาลบริการดีมาก รวดเร็ว ยิ้มแย้ม ได้รับความสะดวกสบายมากๆค่ะ

B. Tokenization

เป็นการตัดคำเพื่อแยกประโยคยาวๆออกมาเป็นแต่ละคำ ซึ่งในการศึกษานี้ ใช้กระบวนการประมวลภาษาธรรมชาติ (NLP) หรือ ไลบรารี่ PyThaiNLP ซึ่งจะมีโมดูล word_tokenize โดยในงานวิจัยนี้เลือกใช้ NewMM Engine ซึ่งพัฒนาขึ้นเพื่อตัดคำภาษาไทยบนภาษา Python เพื่อหาความสัมพันธ์ในรูปแบบ Vector เมื่อแยกประโยคออกมาเป็นแต่ละคำแล้ว ทำการลบ Stop words เพื่อตัดคำที่พบบ่อยแต่ไม่สื่อความหมายและลดขนาดของคลังคำศัพท์ที่ใช้สำหรับประมวลผล และทำการลบตัวเลขและช่องว่างในคำ

ตารางที่ 2 : ตัวอย่างการตัดคำและการลบ Stop words

Data preprocessed	Tokenization	Remove stopwords
ที่จอดรถไม่เพียงพอ	[ที่จอดรถ,ไม่, เพียงพอ]	[ที่จอดรถ]
ลดราคาให้หน่อยจ้า	[ลดราคา, ให้, หน่อย, จ้า]	[ลดราคา, ให้]
พยาบาลบริการดีมาก รวดเร็ว ยิ้มแย้ม ได้รับความสะดวกสบายมากๆค่ะ	['พยาบาล','บริการ','ดีมาก', 'รวดเร็ว', 'ยิ้มแย้ม', 'ได้รับ','ความ','สะดวกสบาย','มาก','ๆ','ค่ะ']	['พยาบาล', 'บริการ', 'ดีมาก','ยิ้มแย้ม','สะดวกสบาย']

C. Training & Streaming

ในขั้นตอนการฝึกอบรมข้อมูล จะทำการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น Training set 80% (436 ข้อมูล) และ Test set 20% (110 ข้อมูล)

เริ่มด้วยการสร้างคลังคำศัพท์ (Bags of words) และทำการสร้าง Feature ด้วยการคำนวนค่า TDF-IF ของแต่ละ word id

ค่าดัชนี TFIDF = TF*IF

ความหมายของตัวแปร :

TF คือ ค่าความถี่คำนั้นในตัวแปร

IDF คือ ค่าส่วนกลับความถี่

ซึ่งค่าที่มี TF สูงหมายถึงในประโยคมีจำนวนคำนั้นมาก แสดงว่าคำนั้นมีคุณลักษณะเด่นสูง แต่ถ้าคำใดที่ปรากฏในทุกข้อความหรือประโยคอื่น จะมีค่าดัชนีต่ำ (IDF ต่ำ) คุณลักษณะเด่นจะลดลง

รูปภาพที่ 3 : แสดงค่า TFIDF สูงสุด 50 อันดับแรก

```
ดี 29.2468698695316
บริการ 25.25044586322477
ดีมาก 23.254735737559756
พยาบาล 18.148178826564763
ประทับใจ 17.446498820183397
ดูแล 15.102147266908815
รอ 10.610783376661573
คุณหมอ 9.716534452691304
ห้อง 9.298689536037086
ที่จอดรถ 9.025090318066384
แพทย์ 8.998944128659923
ผู้ป่วย 7.084156029840893
คนไข้ 6.984905145060413
อาหาร 6.291345738968165
สะอาด 6.093409293012019
ห้องพัก 5.536272970678616
สะดวก 5.467202249608244
ยา 5.14443150726263
เรื่อง 4.952641193591226
หมอ 4.868740286893173
อยู่แล้ว 4.837171884065071
เจ้าหน้าที่ 4.669014961679018
พูดจา 4.629843412271892
ตรวจ 4.472116275260398
เป็นกันเอง 4.458223384899992
ดีแล้ว 4.314120143437101
เด็ก 4.23892939302215
ขอบคุณ 4.136373050344524
น่ารัก 4.129479664023372
แจ้ง 3.9224698467211616
ใจดี 3.856193740985356
ดีเยี่ยม 3.828906746058313
เกินไป 3.693471127029013
แม่บ้าน 3.663868073321821
แนะนำ 3.6595608322621596
โรงพยาบาล 3.6306994921126705
เหมือน 3.5624978001578285
ปรับปรุง 3.4897490469222894
ทุกท่าน 3.4273562702257627
ห้องน้ำ 3.3953331065920476
การรักษา 3.338241559024241
แผนก 3.26141415980099
หา 3.2174743720492986
ทุกฝ่าย 3.193267330615819
ทำ 3.161816988148016
ขั้นตอน 3.0989641253603617
ใส่ใจ 3.0510916665911707
ประตู 3.0322754087374784
รพ 3.0218100913686237
```

D. Classification

ในการทำ Model classification ในงานวิจัยนี้เลือกใช้ Navies bays และ SVM (SVC kernel='linear') เนื่องจากเป็น classification model ที่เหมาะสำหรับงานประเภทแยกความรู้สึกและมีความซับซ้อนน้อย มีความรวดเร็วสำหรับชุดข้องมูล

IV. Model Evaluation

MODEL EVALUATION

การประเมินประสิทธิภาพของ Model พิจารณาจากความถูกต้อง (Accuracy) ความแม่นยำ (Precison) ค่าความระลึก (Recall) และค่าเฉลี่ย (F1 score)

$$Accuracy = \frac{TN + TP}{TP + FP + TP + FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F_1 = 2 * \left(\frac{Precision * Recall}{Precision + Recall}\right)$$

ตารางที่ 3 : แสดงการประเมินประสิทธิภาพเปรียบเทียบระหว่างโมเดลสำหรับการเรียนรู้

Classification	Accuracy (%)
SVM	86
Naïve Bayes	80

รูปภาพที่ 4 : แสดงการประเมินประสิทธิภาพของโมเดล SVM

	precision	recall	f1-score	support
bad	0.00	0.00	0.00	4
good	0.77	0.99	0.86	84
neutral	0.50	0.05	0.08	22
accuracy			0.76	110
macro avg	0.42	0.34	0.32	110
weighted avg	0.69	0.76	0.68	110

รูปภาพที่ 5: แสดงการประเมินประสิทธิภาพของโมเดล Naอve Bayes

	precision	recall	f1-score	support
bad	0.00	0.00	0.00	4
good	0.76	1.00	0.87	84
neutral	0.00	0.00	0.00	22
accuracy			0.76	110
macro avg	0.25	0.33	0.29	110
weighted avg	0.58	0.76	0.66	110

DISCUSSION

การจำแนกความรู้สึกของข้อแนะนำและข้อเสนอแนะของโรงพยาบาล โดยใช้ภาษาธรรมชาติในการจำแนกความรู้สึกออกเป็น 3 ระดับ ได้แก่ Good Neutral และ Bad เริ่มจากการเตรียมข้อมูล การตัดคำ การฝึกฝนข้อมูล และการจำแนกข้อมูล โดยใช้ Naive bayes พบว่ามีความแม่นยำ 79% การต่อยอดงานวิจัยนี้ในภายภาคหน้า สามารถนำโมเดลไปปรับใช้กับแพลตฟอร์มการให้คำแนะนะ การรีวิว หรือการให้ข้อเสนอแนะจากผู้รับบริการในโรงพยาบาล

ทั้งนี้ งานวิจัยนี้มีข้อจำกัดที่จำนวนข้อมูลที่น้อย และเพื่อความแม่นยำที่มากควรมีการเพิ่มเทคนิคของการแบ่งคำ การแบ่งชนิดคำเพื่อช่วยให้การแยกคำมีความชัดเจนมากขึ้น

REFERENCES

[1] KerstinDenecke;YihanDeng,"Sentiment analysis in medical settings: New opportunities and challenges" Elevier, Germany 2015

[2] Adam Imansyah Pandesenda; Rika Rizki Yana, "Sentiment Analysis of Service Quality of Online Healthcare Platform Using Fast Large-Margin" IEEE Jakarta, Indonesia, November 2020

[3] Benjamin Chanakot, Charun Sanrach "THE EFFECTIVE FEATURES SELECTION THROUGH OPINION CLASSIFICATION FOR CURRICULUM ADJUSTMENT" วารสารมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ (สาขาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี), July 2019

[4] G.Saranya, G.Geetha, Chakrapani.k "Sentiment analysis of healthcare Tweets using SVM Classifier" IEEE, October 2020

[5] พิศิษฐ์ บวรเลศิ สุธี, วรภัทร ไพรีเกรง "The Model o Sentiment Analysis for Classifying the Online Shopping Reviews" Journal of Engineering and Digital Technology (JEDT), Bangkok,Thailand, 27 June 2022

[6] FERNANDO ARIAS, (Member, IEEE), MAYTEE ZAMBRANO ŅEEZ, (Senior Member, IEEE), ARIEL GUERRA-ADAMES "Sentiment Analysis of Public Social Media as a Tool for Health-Related Topics" Digital